

Inferencia de roles de equipo a partir de conductas colaborativas detectadas en interacciones textuales.

Franco Berdun¹, Marcelo Armentano¹, Analia Amandi¹

¹ ISISTAN Research Institute (CONICET / UNICEN), Campus Universitario,
Paraje Arroyo Seco, Tandil, Argentina
{franco.berdun, marcelo.armentano, analia.amandi} @isistan.unicen.edu.ar
<http://http://www.isistan.unicen.edu.ar/>

Resumen. En un entorno de trabajo colaborativo, grupos de alumnos coordinados por un profesor deben utilizar las herramientas disponibles para realizar una tarea asignada. En este contexto, conocer el perfil de los alumnos permite formar grupos balanceados en base las responsabilidades que se deben asumir. La labor de análisis de las interacciones por parte de un docente insume tiempo y esfuerzo significativos. Este artículo presenta resultados experimentales de clasificación automática de texto libre a roles de equipo mediante conductas colaborativas. Basándose en un entorno dado y una clasificación de conductas colaborativas a roles, esto puede ser utilizado para materializar una herramienta que ayude a la detección de roles y finalmente a la formación de grupos futuros. Tal herramienta puede simplificar de forma significativa la labor de quién debiera llevar a cabo el análisis de las interacciones, permitiéndole focalizarse en la resolución de los conflictos que pudieran surgir en un grupo desbalanceado.

Key words: clasificación automática, roles de equipo, conductas colaborativas.

1 Introducción

Actualmente, la variedad de plataformas y recursos centrados en la colaboración ofrecen herramientas que permiten enriquecer el proceso de aprendizaje, pero que a la vez plantean nuevos desafíos para la enseñanza. Se ha descubierto que el uso en clase de una wiki fomenta el aprendizaje colaborativo entre los estudiantes [1]. Se ha investigado y demostrado que muchas de las actividades de colaboración basadas en internet facilitan el trabajo en equipo [2], las habilidades sociales y conocimientos básicos de informática [3].

Estas herramientas permiten registrar una gran cantidad de datos sobre las interacciones entre participantes, sobre los cuales puede llevarse a cabo un análisis para caracterizar a los alumnos durante la realización de una tarea, o para mejorar y dar forma al mismo proceso de aprendizaje, desarrollando nuevas herramientas o mejorando las existentes. Por ejemplo, se han desarrollado “asistentes inteligentes” que, en el marco de una plataforma dada a los alumnos para desarrollar un trabajo colaborativo y en base a un plan de trabajo [4], o en base a las interacciones del grupo [5, 6],

llevan a cabo la detección de conflictos colaborativos y alertan al docente sobre ellos, para que este pueda intervenir de ser necesario; o efectúe recomendaciones a los alumnos para que estos puedan ejecutar acciones correctivas. Un ejemplo de este tipo de plataformas es Google Docs¹, una herramienta colaborativa online para la creación y edición de archivos de texto que utilizaremos como base para este trabajo.

Para poder analizar la dinámica entre alumnos, es preciso contar primero con una caracterización de las habilidades colaborativas. Una posible alternativa es el método IPA (Interaction process analysis) [7]. Este método “es uno de los más elaborados, mejor validados y más ampliamente usados desde su aparición en 1950” [5]. La existencia de conflictos en la colaboración evitan que los participantes desempeñen los diferentes roles que permiten realizar un trabajo coordinado y exitoso. Se sabe que para esto es indispensable que haya un adecuado equilibrio de roles [8]. La relación entre roles y la manifestación de habilidades de colaboración [9], permitirá caracterizar los roles de los participantes en base a sus conductas colaborativas.

Partiendo de una herramienta que provee un espacio para el trabajo colaborativo (Google Docs), un modelo de detección de conflictos colaborativos (IPA) y un mapeo de conductas a roles, en este trabajo se presentan resultados experimentales de clasificación de texto libre del chat de la plataforma a los roles definidos por Belbin por medio del esquema propuesto en el modelo IPA. Posteriormente, los resultados obtenidos servirán para la materialización de una herramienta que ayude a la detección de roles y formación de grupos para simplificar de forma significativa la labor de quién debiera llevar a cabo esta etapa de análisis.

2 Fundamentos teóricos y herramientas empleadas

2.1 Espacio virtual compartido para el trabajo colaborativo

La plataforma de trabajo colaborativo elegida para desarrollar este trabajo es Google Docs. Como se ha mencionado, es una herramienta online que puede ser utilizada por cualquier persona con acceso a Internet y permite trabajar en una tarea común sin las restricciones impuestas a menudo por los contactos cara a cara [10]. Google Docs (Fig. 1) permite que varios autores trabajen colaborativamente sobre un documento. De esta característica se desprenden numerosas ventajas para los propósitos de nuestro trabajo: gestión de edición en tiempo real; creación de comentarios y notas; disponibilidad de un chat para facilitar la comunicación; etcétera. Existen estudios que se han dedicado a determinar si el uso de esta herramienta puede conllevar una mejora de rendimiento en actividades colaborativas. En Zhou et al. [11] se analiza de forma comparativa el rendimiento en una tarea asignada de dos grupos, uno utilizando Google Docs y otro no; se concluye que el uso de esta herramienta tiene buena recepción por parte de los alumnos, que muestran una tendencia general a adoptar la herramienta una vez introducida. Los estudiantes escribieron ensayos más largos y eran capaces de trabajar en la escritura colaborativa de manera más eficiente cuando utilizaban Google Docs. Brodahl et al. [12] analizan características de estudiantes que utilizan

¹ https://www.google.com/intl/es-419_ar/docs/about/

aplicaciones de escritura en línea, concluyendo que los estudiantes con alta competencia y actitud positiva hacia lo digital obtienen resultados más positivos.

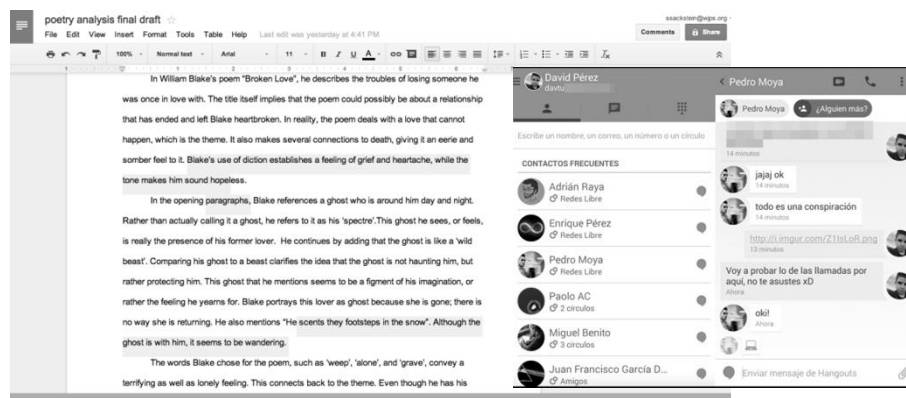


Fig. 1. Entorno colaborativo conformado por Google Docs y Hangouts.

2.2- Proceso de análisis de interacciones y roles de equipo

Si se pretende detectar los roles de equipo por medio de las conductas colaborativas, se debe primero poder identificar estas conductas en las interacciones con las que cada alumno hace contribuciones al equipo. El análisis de las interacciones utilizando el método IPA, propuesto por Bales [7], permite esta identificación. Este método permite codificar las conductas acorde con dos categorías principales: la socio-emocional y la de tarea, para sub-clasificarlas luego en doce tipos diferentes: seis socio-emocionales (C1: muestra solidaridad; C2: muestra relajamiento o moderación; C3: muestra acuerdo o aprueba; C10 muestra desacuerdo o desaprobación; C11: muestra tensión o molestia; C12: muestra antagonismo o agresividad) y seis hacia la tarea (C4: da sugerencias u orientación; C5: da opiniones; C6: da información; C7: pide información; C8: pide opinión; C9: pide sugerencias u orientación). IPA provee una enumeración de posibles conductas surgidas durante la actividad colaborativa y las clasifica según el tipo de reacción que significan (R1: positiva; R2: respuestas, R3: preguntas; R4: negativa) y a cuál de las dos categorías antedichas corresponde. Bales también diferenció una serie de fases sucesivas y típicas por las que pasa cualquier grupo que desarrolla una tarea colaborativa, y estableció que los problemas de colaboración se manifiestan mediante cantidades inapropiadas de los distintos tipos de interacciones en cada etapa, definiendo los rangos entre los cuales una cantidad de cada tipo de interacción puede ser considerada “apropiada”.

Para poder detectar el rol que cumplen los participantes en el equipo se debe poder determinar la forma en la que los participantes se comportan. Belbin [8] define al rol como la tendencia de un individuo a comportarse, contribuir e interrelacionarse con otros de una determinada manera dentro de un grupo. Belbin estableció la existencia de nueve roles de grupo: Cerebro: quien resuelve problemas difíciles; Coordinador: quien aclara las metas a alcanzar y promueve la toma de decisiones; Monitor / Evaluador: quien percibe todas las opciones y juzga con exactitud; Implementador: quien

transforma las ideas en acciones; Finalizador: quien busca los errores y realiza las tareas en el plazo establecido; Investigador de Recursos: quien busca nuevas oportunidades y desarrolla contactos; Impulsor: quien tiene iniciativa y coraje para superar los obstáculos; Cohesionador: quien escucha e impide los enfrentamientos; Especialista: quien aporta cualidades y conocimientos específicos.

Ozán et al. [9] proveen una enumeración de posibles atributos surgidos durante la dinámica colaborativa y los clasifica según a cuál de los roles antedichos corresponden. Naturalmente, aún teniendo una clasificación sólida para las actitudes, surge un nuevo desafío: partiendo de un conjunto de datos sobre la participación (acciones de trabajo, sugerencias, conversaciones, etcétera), hay que vincular estos datos a conductas y luego a roles de equipo. Indudablemente esta tarea conlleva una carga de trabajo importante para los analistas (de ser en análisis “manual”, es decir, llevado a cabo por una persona) y plantea importantes desafíos si se desea hacer de manera automática.

2.3- Caracterización automática a partir de la conversación.

Durante el procesamiento de las interacciones, se calcula dos tipos de indicadores: los indicadores de interacciones intragrupo y los indicadores de contribuciones individuales. Para este cálculo, se determina la cantidad de interacciones que el grupo manifestó para cada uno de los roles, calculando también el porcentaje asociado. Para calcular el indicador individual, se computa la cantidad de intervenciones que cada uno de los estudiantes manifestó en relación con cada uno de los roles. De esta forma es posible evaluar el rendimiento individual de cada uno de los miembros del equipo.

El procesamiento de las interacciones implica realizar la clasificación de cada interacción como muestra de una conducta colaborativa asociada a un determinado rol de equipo. Una vez finalizado el procesamiento de una base de logs, se reconoce la existencia de perturbaciones en la dinámica colaborativa del grupo de estudiantes. Así se logra llevar a cabo acciones correctivas personalizadas para cada estudiante

En cuanto a la detección automática y análisis a partir de la conversación, en la literatura se han estudiado diversas cuestiones. Por ejemplo, se llegó a la conclusión de que puede efectuar un reconocimiento automático de ciertos rasgos de personalidad (extroversión, estabilidad emocional, amabilidad, disciplina, intelecto) a través del análisis de conversaciones [13]; se ha trabajado sobre el modelado de actos de diálogo para etiquetado y reconocimiento en conversaciones, desarrollando con éxito un enfoque probabilístico que clasifica frases de conversaciones en “actos de diálogo” según su intencionalidad (preguntas, afirmaciones, etc.) [14]. En Mihalcea et al. [15] se desarrolla un método para medir la semejanza semántica entre textos, utilizando un enfoque basado en corpus y en conocimiento, obteniendo mejoras significativas (medidas a través de experimentos) respecto al enfoque clásico de matching léxico. Respecto al mapeo a conductas IPA en particular, Costaguta et al. [5] proponen el registro de las interacciones del grupo con un formato basado en “sentencias de apertura” relacionadas con los atributos de colaboración. Luego, el mapeo se efectúa en relación de uno a uno con las conductas, haciendo su identificación en forma automática. Cabe destacar que la interacción de los alumnos se lleva a cabo exclusivamente por medio de estas “sentencias de apertura”, es decir, los alumnos cuentan con un conjunto limitado de opciones para interactuar entre sí. Cincunegui et al. [6] construyen un conjunto de clasificadores de texto libre logrando una precisión máxima de 35,27% a con-

ductas IPA y de 54,89% a reacciones IPA. Sin embargo, no se encontraron trabajos en donde el objetivo sea la clasificación de texto libre a roles por medio de conductas de colaboración, lo cual resalta la originalidad de este trabajo. A su vez, nuestro trabajo propone una mejora sobre los clasificadores logrados por Cincunegui et al. [6] con el fin de obtener valores más fiables en la segunda fase para la inferencia de roles de los usuarios.

Partiendo, entonces, de la caracterización hecha de las interacciones, del nexo de las conductas colaborativas a roles de equipo, de un espacio compartido para el trabajo colaborativo, y de un chat para la interacción entre los participantes, en la siguiente sección describiremos el proceso experimental que se llevó a cabo para la clasificación automática de las interacciones.

3- Resultados experimentales

Esta sección se encuentra organizada de la siguiente manera. En la Sección 3.1, se detalla el conjunto de datos utilizados para realizar la evaluación experimental. En la Sección 3.2, se detalla el procedimiento para efectuar el experimento. Finalmente, en la Sección 3.3, se muestran los resultados obtenidos y un análisis de los resultados y sus implicancias.

3.1 Conjunto de datos

Para realizar los experimentos se recolectó un conjunto de datos correspondiente al trabajo grupal realizado por alumnos de la carrera Ingeniería de Sistemas de la UNCPBA (Universidad Nacional del Centro de la Pcia. De BS. As., Argentina) durante una materia curricular de 3er año. Participaron 82 alumnos, de los cuales 10 eran mujeres (12,20%) y 72 eran varones (87,80%). Los alumnos fueron divididos en 16 grupos de 5 o 6 integrantes cada uno, y debían resolver de forma colaborativa tres trabajos prácticos requeridos para la aprobación de la materia. Los datos fueron obtenidos mediante el monitoreo y registro de las interacciones de los usuarios al utilizar Google Docs. Una vez concluidos los tres trabajos prácticos, se analizaron los chats y se establecieron de forma manual los atributos “Conducta” y “Rol” más asociada a cada interacción y el contexto donde se emite. Al dataset resultante se le efectuó un pre-procesamiento eliminando registros inválidos, eliminando stopwords, aplicando stemming y ejecutando un Part-of-Speech Tagging (PoST) usando FreeLing². De esta forma, se obtiene un primer dataset con 5425 interacciones. A partir del Dataset 1, se generó un segundo dataset, en el cual se agrupó algunas conductas con el objetivo de predecir el tipo de reacción. Para el Dataset 2, la variable Conducta se agrupa entonces de la siguiente manera: [C1, C2, C3] como “Positiva”, [C4, C5, C6] como “Respuesta”, [C7, C8, C9] como “Pregunta”, [C10, C11, C12] como “Negativa”.

3.2 Proceso

² <http://nlp.lsi.upc.edu/freeling/>

El objetivo de este experimento es encontrar un modelo que permita categorizar en forma automática las interacciones de los alumnos para acelerar la caracterización de sus perfiles de trabajo por medio de los roles de equipo, disminuyendo el alto consumo de recursos humano-temporal que requiere el proceso de supervisión y categorización de interacciones por parte de personas idóneas en el tema.

Para lograr dicho objetivo, se plantearon las siguientes preguntas de investigación: (1) ¿Qué mejora introduce un análisis PoS-Tagging a los algoritmo de clasificación y qué características permitirán obtener mejores resultados? (2) ¿Es posible lograr una automatización de la detección de la conductas con la mejora introducida? (3) ¿Es posible lograr una automatización de la detección de roles de equipo por medio de la conducta colaborativa?

Para contestar estas preguntas, se ejecutó una iteración por cada algoritmo sobre los distintos datasets utilizando la herramienta WEKA. Se buscó la configuración con los resultados más eficientes para su posterior implementación en una herramienta automática para asistir a docentes, alumnos, sistemas multi-agentes y personas que trabajen con roles y el método IPA en la categorización de las interacciones.

3.3 Resultados

En primer lugar se evaluó la influencia que tiene el PoS-Tagging de los datos. Se probaron diferentes algoritmos de clasificación, utilizando 10-fold cross validation sobre el conjunto de datos de entrenamiento. La Tabla 1 muestra la precisión obtenida, mencionando en cada fila el dataset y en cada columna el algoritmo utilizado.

Tabla 1. Precisión de diferentes clasificadores sobre los datasets

Clasificador	J48	REPTree	DT	SMO	NBMU
Precisión Dataset 1	33,90	34,81	34,86	34,47	33,43
Precisión Dataset 2	61,69	62,35	62,60	62,16	61,08
Precisión a Roles	69,80	69,80	69,80	69,80	69,80

Como puede observarse en la Tabla 1, utilizando el Dataset 1 con PoST se logró una mejora para casi todos los clasificadores, a excepción de la técnica Naive Bayes Multinomial Updateable (NBMU), con respecto a trabajos anteriores. Se observa que la implementación “Decision Table” logra la más alta precisión con un 34,86 % de instancias correctamente clasificadas.

En segundo término, se trabajó con el dataset donde se agruparon las categorías según el tipo de reacción debido a la similitud de términos que se observaron en las interacciones pertenecientes a las categorías dentro de cada tipo de reacción. Como puede observarse en la Tabla 1, utilizando el Dataset 2 con PoST se logró una mejora en todos los clasificadores con respecto a trabajos anteriores. Se observa que la implementación “Decision Table” (DT) logra la mejor precisión con un 62,60 % de instancias correctamente clasificadas.

En una tercera etapa de experimentación se trabajó con el Dataset 1 y se evaluó la influencia que tiene el atributo “Conducta” con el atributo “Rol”. Como se muestra en la Tabla 1 la precisión obtenida para todos los algoritmos fue la misma, con un 69,80% de instancias correctamente clasificadas.

Estos experimentos sugieren entonces que se obtendrán mejores resultados para este dominio con la ejecución de un PoS Tagging y reafirma la mejora mediante la agrupación de las conductas según el tipo de reacción. Por otro lado, se observan valores interesantes en cuanto a la relación entre las conductas de IPA y los roles de equipo. Podemos entonces responder las preguntas planteadas al principio de esta sección:

1) Se obtuvieron mejores resultados con la combinación de la técnica "Decision Table" con el Dataset 2 con PoST que agrupa las categorías de conductas por tipo de reacción, logrando un clasificador con una precisión de un 62,60%.

2) El análisis PoST ofrece niveles más altos de predicción, pero no lo suficientemente confiables para automatizar completamente el proceso de clasificación. Sin embargo, es posible sugerir las categorías más probables reduciendo de esta forma la carga de la persona encargada de clasificar las interacciones.

3) La clasificación de roles de equipo ofrece niveles altos de predicción, pero no lo suficientemente confiables para automatizar completamente el proceso de clasificación. Los clasificadores resultantes son aptos para sugerir los roles más probables, reduciendo de esta forma la carga de la persona encargada de caracterizar a los alumnos de acuerdo a su desempeño.

4- Conclusiones

En este trabajo se presentaron resultados experimentales de clasificación de texto libre obtenido de un chat a roles de equipo por medio de conductas colaborativas. Para este dominio se abre una nueva puerta en este trabajo al obtener clasificadores aptos para la sugerencia de roles de acuerdo a las conductas detectadas. El reconocimiento automático de los roles de un grupo de alumnos que trabajan colaborativamente requerirá una mejora en los niveles de predicción de los clasificadores. Los hallazgos de nuestro estudio podrán ser utilizados como evidencia en trabajos futuros de la necesidad de trabajar complementando las interacciones con un análisis semántico del texto más profundo. Los valores resultantes de los clasificadores han permitido determinar que el PoST, mejora las predicciones, y fue mejor cuando se trabajó con un agrupamiento de conductas según el tipo de reacción. La continua mejora de los clasificadores de conductas es necesaria para permitir una mayor confianza a los clasificadores de roles de la segunda fase de clasificación de interacciones. Creemos que este trabajo efectúa una contribución importante al área de análisis de interacciones, debido a que en la literatura se encuentran muchos estudios sobre la lengua inglesa, pero pocos estudios trabajan con el lenguaje español y con la clasificación de roles de equipo y conductas definidas en IPA. Como trabajo futuro, se trabajará en buscar alternativas de agrupamiento de diferentes líneas del chat que involucren una misma idea planteada por cada individuo. Por otro lado se planea incorporar otros factores al análisis que puedan afectar positivamente a los resultados, como el enriquecimiento del dataset con la incorporación de un análisis más profundo de la semántica de las

interacciones y los emoticones. Finalmente, se recolectarán nuevos conjuntos de datos, con grupos diferentes, que permitan replicar el estudio y corroborar los resultados de esta experiencia.

Referencias

1. Lamb, B. Wide open spaces: Wikis, ready or not. *EDUCAUSE review*, 39, 36-49 (2004).
2. Wood, S., Bragg, S. C., Mahler, P. H., & Blair, R. M. *Beyond Crossroads: Implementing Mathematics Standards in the First Two Years of College*. American Mathematical Association of Two-Year Colleges (2006).
3. Bottge, B. A., Rueda, E., Kwon, J. M., Grant, T., & LaRoque, P. Assessing and tracking students' problem solving performances in anchored learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 57(4), 529-552 (2009).
4. Casamayor, A., Amandi, A., & Campo, M. Intelligent assistance for teachers in collaborative e-learning environments. *Computers & Education*, 53(4), 1147-1154 (2009).
5. Costaguta, R., Garcia, P., & Amandi, A. Using Agents for Training Students Collaborative Skills. *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)*, 9(7), 1118-1124 (2011).
6. Cincunegui, M., Berdun, F., Armentano, M., Amandi, A. - Clasificación de conductas colaborativas a partir de interacciones textuales. *ASAI* (2015), 160-167.(2015)
7. Bales, R. F. *Interaction process analysis; a method for the study of small groups* (1950).
8. Belbin, M. *Managing without power: gender relationships in the story of human evolution*. Oxford: Butterworth-Heinemann (2001)
9. Ozán, V., Costaguta, R., & Missio, D. (2012). ¿ Las habilidades de colaboración definen el rol desempeñado dentro de un grupo de aprendizaje?. In XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación.
10. Conner, N. *Google Apps: The Missing Manual: The Missing Manual*. "O'Reilly Media, Inc." (2008).
11. Zhou, W., Simpson, E., & Domizi, D. P. Google Docs in an Out-of-Class Collaborative Writing Activity. *International Journal of Teaching and Learning in Higher Education*, 24(3), 359-375 (2012).
12. Brodahl, C., Hadjerrouit, S., & Hansen, N. K. Collaborative writing with Web 2.0 technologies: education students' perceptions (2011).
13. Mairesse, F., & Walker, M. Automatic recognition of personality in conversation. In *Proceedings of the Human Language Technology Conference of the NAACL, Companion Volume: Short Papers* (pp. 85-88). Association for Computational Linguistics (2006, Junio).
14. Stolcke, A., Ries, K., Coccaro, N., Shriberg, E., Bates, R., Jurafsky, D., ... & Meteer, M. Dialogue act modeling for automatic tagging and recognition of conversational speech. *Computational linguistics*, 26(3), 339-373 (2000).
15. Mihalcea, R., Corley, C., & Strapparava, C. Corpus-based and knowledge-based measures of text semantic similarity. In *AAAI* (Vol. 6, pp. 775-780). (2006, Julio).